

Prediksi Sifat Termal Bata Ringan Berdasarkan Variasi Suhu Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan

Gede Panji Wiryawan¹, Zulkifli¹, Dan Detak Yan Pratama¹

¹Jurusan Teknik Fisika, Fakultas Teknologi Sepuluh Nopember, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

Jl. Arief Rahman Hakim, Surabaya 60111 Indonesia

e-mail: ¹panjiwiryawan@gmail.com

Abstrak — Pada penelitian Tugas Akhir ini, Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Backpropagation digunakan untuk memprediksi konduktivitas termal bata ringan jenis Autoclaved Aerated Concrete (AAC). Berdasarkan pelatihan dan evaluasi yang telah dilakukan terhadap 10 model JST dengan jumlah hidden node 1 sampai 10, didapati bahwa JST dengan 3 hidden node memiliki performance yang paling baik. Hal ini diketahui dari nilai MSE (Mean Square Error) rata-rata validasi untuk tiga kali pelatihan sebesar 0,003269. Jaringan ini selanjutnya digunakan untuk memprediksi konduktivitas termal empat jenis bata ringan. Hasil prediksi untuk masing-masing bata ringan AAC-1, AAC-2, AAC-3 dan AAC-4 berturut-turut adalah sebesar 0,243 W/mK; 0,29 W/mK; 0,32 W/mK; dan 0,32 W/mK. Selanjutnya, JST digunakan untuk mengetahui pengaruh komposisi Silikon (Si), Kalsium (Ca), Aluminium (Al), dan massa jenis terhadap konduktivitas bata ringan. Hasil simulasi JST menunjukkan bahwa konduktivitas termal meningkat seiring dengan meningkatnya komposisi Si dan massa jenis, namun terjadi penurunan konduktivitas termal seiring kenaikan komposisi Al

Kata Kunci—Jaringan Syaraf Tiruan (JST) backpropagation, bata ringan Autoclaved Aerated Concrete (AAC), konduktivitas termal

I. PENDAHULUAN

Konsumsi energi suatu bangunan dipengaruhi oleh berbagai faktor, salah satunya berkaitan dengan kemampuan insulasi termal material yang digunakan dalam konstruksi bangunan tersebut. Penggunaan material dengan kemampuan insulasi termal yang baik dapat mengurangi konsumsi energi listrik untuk kebutuhan pendinginan dalam ruangan suatu bangunan. Salah satu material yang saat ini banyak digunakan karena memiliki kemampuan insulasi termal yang baik adalah bata ringan. Bata ringan memiliki struktur berpori sehingga memiliki massa jenis yang lebih rendah dan kemampuan insulasi termal yang lebih baik dibanding bata konvensional.

Kemampuan insulasi termal material, termasuk bata ringan ditentukan oleh konduktivitas termalnya dimana semakin kecil nilai konduktivitas termal, semakin baik pula kemampuan insulasi termalnya. Pada kasus bata ringan, faktor-faktor yang mempengaruhi konduktivitas termal antara lain: massa jenis, kandungan uap air, suhu, porositas, dan komposisi mineral penyusun bata ringan [1-5].

Penelitian yang dilakukan oleh Stuharova (2016) menunjukkan bahwa terdapat hubungan *nonlinear* antara konduktivitas termal, massa jenis dan kandungan uap air bata

ringan. Hubungan ini dinyatakan dalam bentuk persamaan matematis, yang dikembangkan dari data hasil eksperimen. Pada beberapa kasus tertentu, data eksperimen yang ada tidak memungkinkan untuk digunakan dalam memodelkan hubungan antara sifat suatu material dengan faktor-faktor yang mempengaruhinya dalam bentuk persamaan matematis. Hal tersebut dapat diatasi dengan melakukan pendekatan lain, salah satunya yaitu dengan melakukan pemodelan berbasis Jaringan Syaraf Tiruan.

Artificial Neural Network (ANN) atau Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan sistem pemroses informasi dengan kemampuan untuk belajar, mengingat, dan menyelesaikan permasalahan berdasarkan proses belajar (*training*) yang diberikan kepadanya. JST telah banyak diterapkan dalam berbagai penelitian untuk memprediksi sifat-sifat material termasuk diantaranya yaitu sifat termal dan sifat mekanik berdasarkan data-data eksperimen yang tersedia di berbagai literatur [4-7].

Pada penelitian ini, Jaringan Syaraf Tiruan *Multilayer Backpropagation* digunakan untuk memprediksi konduktivitas termal empat jenis bata ringan berdasarkan variasi komposisi Si, Ca, O, dan Al serta massa jenis. Selanjutnya JST digunakan untuk mengetahui pengaruh variasi Si, Ca, Al, dan massa jenis terhadap konduktivitas termal bata ringan. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan model Jaringan Syaraf Tiruan untuk aplikasi di bidang rekayasa bahan terutama dalam rekayasa sifat termal bata ringan.

II. METODOLOGI

A. Pengumpulan Data dan Pembuatan Database

Tahap pertama dalam penelitian ini yaitu pengumpulan data yang menjadi poin kunci dalam pembuatan Jaringan Syaraf Tiruan. Pada penelitian ini, terdapat dua jenis data yaitu data sekunder untuk keperluan pelatihan JST dan data primer yang digunakan untuk pengujian JST. Berdasarkan hasil studi literatur, didapat 18 pasang data yang berasal dari tiga jurnal penelitian [8-10] dengan variabel yang meliputi presentase Si, Ca, Al, O, massa jenis, dan suhu. Data ini dihimpun dalam sebuah database input JST untuk keperluan training JST.

Sementara itu, variabel selanjutnya yaitu konduktivitas termal yang berpasangan dengan masing-masing variabel di atas dihipotesiskan sebagai data target *training* JST. Rangkuman data input dan target tersebut dapat dilihat pada tabel 1 dan tabel 2 di bawah.

Tabel 1.
Rangkuman Data *Input Training*

Variabel	N*	Max	Min	Mean	Stdev
Si	18	32,56	12,18	20,67	6,93
Ca	18	31,96	18,3	23,69	3,51
Al	18	6,67	1,11	4,09	2,22
O	18	46,28	38,87	41,66	1,86
ρ^*	18	1219	504	712	180,13

* ρ – massa jenis; *N – jumlah data

Tabel 1.
Rangkuman Data *Target Training*

Variabel	N*	Max	Min	Mean	Stdev
λ^*	18	0,376	0,123	0,23	0,09

* λ – massa jenis; *N – jumlah data

Berbeda dengan data sekunder, data primer untuk keperluan pengujian JST didapat dari pengujian secara langsung empat sampel bata ringan yang diberi nama AAC-1, AAC-2, AAC-3 dan AAC-4.



Gambar 1. Sampel bata ringan yang telah dipotong

Keempat Sampel bata ringan ini menjalani pengukuran massa jenis, uji EDX untuk mengetahui komposisinya, dan uji konduktivitas termal. Rangkuman data input pengujian dan target tersebut dapat dilihat pada tabel 3 dan tabel 4 di bawah.

Tabel 3.
Rangkuman Data *Input Pengujian*

Variabel	N*	Max	Min	Mean	Stdev
Si	4	5,56	27,37	17,24	11,02
Ca	4	29,62	51,5	40,43	11,87
Al	4	0	1,69	0,84	0,97
O	4	38,71	41,8	40,12	1,61
ρ^*	4	509	632	585	53,33

* ρ – massa jenis; *N – jumlah data

B. Pembuatan Jaringan Syaraf Tiruan

Pembuatan program JST dilakukan dengan menggunakan software Matlab R2015a. *Neural Network Toolbox* pada Matlab menyediakan berbagai fungsi yang mendukung pembuatan dan pengembangan JST. Pembuatan Jaringan Syaraf Tiruan dilakukan melalui tahapan-tahapan sebagai berikut:

- Memuat data Training (Input dan Target)
- Normalisasi data Input dan Target kedalam range 1 dan -

1 menggunakan. Fungsi Persamaan normalisasi di data adalah sebagai berikut:

$$y = \frac{2(x - x_{\min})}{x_{\max} - x_{\min}} - 1 \quad (1)$$

dengan: x = nilai awal

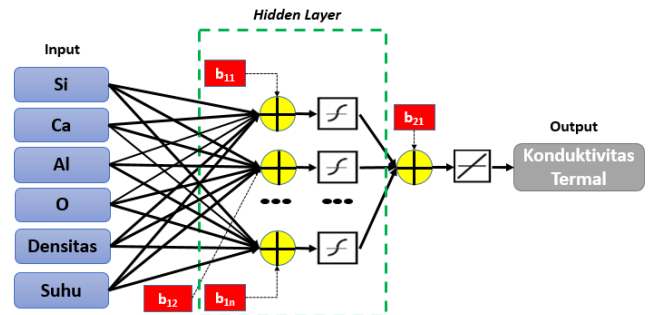
y = nilai setelah dinormalisasi

x_{\max} = nilai maksimum pada data

x_{\min} = nilai minimum pada data

- Inisialisasi Jaringan Syaraf Tiruan. Fungsi aktivasi yang digunakan yaitu tansig dan purelin
- Penentuan Parameter Pelatihan (tiga parameter penting yang ditentukan adalah *epochs* = 100; *training goal* = 1e-5; *validation checks* = 10, sementara parameter lain dibiarkan bernilai *default*)
- Memulai Pelatihan dan menampilkan bobot hasil training dan validasi.
- Simpan Jaringan

Pada pembuatan Jaringan Syaraf Tiruan ini dilakukan variasi *hidden node* dari 1-10. Untuk setiap variasi *hidden node*, dilakukan *training* sebanyak 3 kali dengan bobot awal yang berbeda. Pada penelitian ini, sebanyak 85% dari total 18 data digunakan untuk keperluan training, sedangkan sisanya sebanyak 15% digunakan untuk keperluan validasi. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan *Multilayer Backpropagation* pada penelitian ini ditunjukkan pada gambar di bawah:



Gambar 2. Arsitektur Jaringan *Multilayer Backpropagation*

C. Evaluasi dan Pemilihan JST

Dasar penentuan model JST terbaik dari 10 jenis JST dengan 10 *hidden node* berbeda terletak pada nilai MSE (*Mean Squared Error*) rata-rata validasi masing-masing JST tersebut. MSE dinyatakan oleh persamaan:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_i - Y_i)^2 \quad (2)$$

dengan: N = jumlah data training atau validasi

T_i = nilai target

Y_i = nilai keluaran JST

D. Pengujian JST

Pada tahap ini, pengujian JST dilakukan dengan melihat keluaran jaringan (prediksi) jika data input baru diberikan ke

jaringan. Langkah pertama yang perlu dilakukan sebelum melakukan pengujian yaitu memanggil data dan memuatnya ke dalam *workspace Matlab*. Jaringan yang digunakan pada tahap pengujian adalah jaringan yang telah dipilih dari hasil evaluasi. Selanjutnya akan dibandingkan nilai Target dan keluaran JST yang sama-sama berupa konduktivitas termal bata ringan

E. Analisis Pengaruh Komposisi Terhadap Konduktivitas Termal Bata Ringan

Si, Ca, dan Al merupakan unsur-unsur utama yang berpengaruh terhadap pembentukan fasa dominan yang terdapat pada bata ringan yaitu kalsium silikat hidrat. Pengaruh variasi komposisi unsur-unsur tersebut terhadap konduktivitas termal dapat diketahui dengan melakukan simulasi menggunakan JST dimana salah satu unsur nilainya divariasikan sementara variabel lain bernilai konstan. Batasan nilai komposisi suatu unsur yang terdapat pada bata ringan dapat dicari menggunakan persamaan di bawah:

$$V_f = \frac{\lambda_f(\lambda_m - \lambda)}{\lambda(\lambda_m - \lambda_f)} \quad (3)$$

dengan: V_f = Fraksi volume udara pada bata ringan

λ = konduktivitas termal bata ringan hasil simulasi

λ_f = konduktivitas termal udara pada tekanan atmosfer dan $T = 300K$ (0,026 W/mK) [11]

λ_m = Konduktivitas termal *tobermorite* (0,2 W/mK) [12]

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Komposisi Bata Ringan

Tabel 5 di bawah menunjukkan komposisi unsur-unsur yang terkandung dalam bata ringan (AAC-1, AAC-2, AAC-3 dan AAC-4). Tingginya konsentrasi kalsium dan oksigen serta keberadaan sulfur pada seluruh sampel bata ringan menunjukkan bahwa area pada permukaan sampel uji tersebut telah mengalami karbonasi karena terpapar lingkungan. Karbonasi salah satu jenis degradasi pada bata ringan yang terjadi ketika Ca(OH)_2 dan fasa C-S-H yang terdapat pada bata ringan bereaksi dengan CO_2 yang ada di udara membentuk CaCO_3 . Lebih jauh lagi, degradasi dapat terjadi ketika CaCO_3 hasil karbonasi bereaksi dengan asam sulfat yang terdapat di udara dan menghasilkan gipsum. Mekanisme ini yang menyebabkan keberadaan kandungan sulfur pada keempat sampel bata ringan [13].

Tabel 5.

Kandungan unsur yang terdapat pada bata ringan

Sampel	Komposisi (wt%) rata-rata					
	Si	Ca	Al	O	Mg	S
AAC-1	27,37	30,74	1,67	38,79	0,61	0,83
AAC-2	23,89	29,62	1,69	41,19	0,61	1,00
AAC-3	5,56	51,50	0	41,80	0	1,14
AAC-4	1,26	49,88	0	38,71	0	1,26

B. Hasil Pelatihan dan Evaluasi JST

Pelatihan terhadap sepuluh model JST dengan variasi jumlah *hidden node* memberikan hasil seperti yang ditunjukkan pada Tabel 6 di bawah. JST dengan 3 *hidden node* menghasilkan MSE validasi rata-rata yang bernilai paling kecil yaitu sebesar 0,003269.

Tabel 6.

Perbandingan MSE training dan validasi masing-masing model JST dengan variasi *hidden node*

Jumlah Hidden Node	MSE (Rata-rata)	
	Training	Validasi
1	0.002855	0.005908
2	0.002668	0.005516
3	0.002434	0.003269
4	0.004751	0.003833
5	0.002383	0.006464
6	0.002625	0.007059
7	0.002716	0.008955
8	0.00225	0.003891
9	0.002897	0.008206
10	0.002974	0.004768

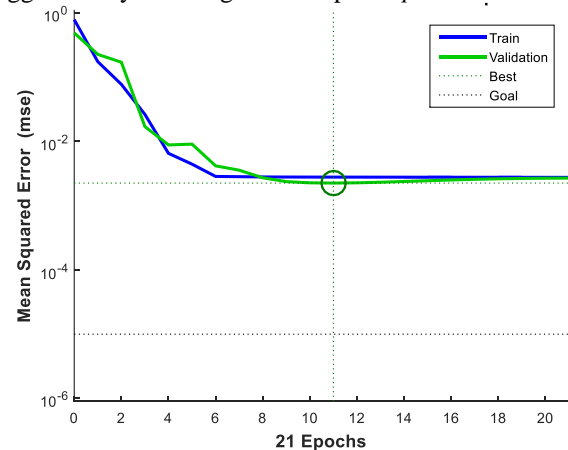
Tabel 7 di bawah ini menunjukkan perbandingan MSE validasi antara 3 JST dengan 3 *hidden node* yang dilatih dengan bobot awal berbeda. Tampak bahwa JST dengan nama JST-2 menghasilkan MSE validasi yang bernilai paling kecil yaitu sebesar 0,002252.

Tabel 7.

Perbandingan MSE Validasi JST dengan satu *hidden node* untuk tiga kali training

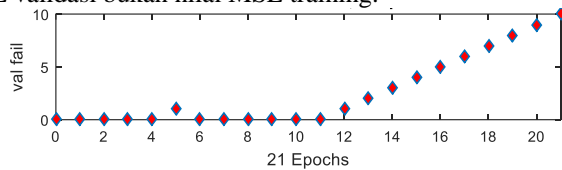
Nama file JST	MSE Training	MSE Validasi
JST-1	0,002694	0,003716
JST-2	0,002763	0,002252
JST-3	0,001845	0,00384

Perbandingan antara MSE training dan validasi JST-2 ditunjukkan pada Gambar 3 di bawah. Tampak bahwa *performance* validasi terbaik atau dengan kata lain MSE validasi mencapai nilai minium pada *epoch* ke-11. Pada *epoch* selanjutnya, tampak bahwa MSE validasi mengalami kenaikan hingga akhirnya training berhenti pada *epoch* ke-21



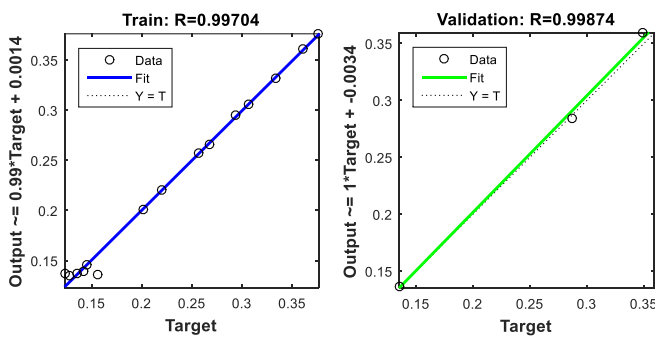
Gambar 3. Plot perbandingan *performance* training dan validasi JST-2

Berdasarkan fungsi pelatihan Levenberg-Marquardt (**trainlm**), *training* akan berhenti ketika salah satu dari enam kondisi penghentian berikut: *Epoch*, *Performance Goal*, *Gradient*, *Mu*, *Validation Checks*, *Time* tercapai. Saat MSE validasi mencapai minimum, *training* masih akan berlangsung untuk mengetahui apakah nilai MSE ini masih dapat berkurang atau tidak. Jika, pada kasus ini, dalam sepuluh kali epoch selanjutnya gagal menurunkan MSE dan kelima kondisi penghentian (*Epoch*, *Performance Goal*, *Gradient*, *Mu*, *Time*) belum tercapai, maka *training* akan berhenti dengan kondisi penghentian berupa *validation checks* atau *max_fail* tercapai. Hal ini dapat dilihat pada Gambar 4. Bobot jaringan yang disimpan mengacu pada bobot saat MSE validasi bernilai minimum atau pada kasus ini pada saat pelatihan mencapai *epoch* ke-11. Hal inilah yang menjadi alasan mengapa penentuan bobot JST yang digunakan mengacu pada nilai MSE validasi bukan nilai MSE training.



Gambar 4. Plot *validation check* JST-2

Langkah selanjutnya yang perlu dilakukan untuk mengevaluasi jaringan syaraf tiruan hasil pelatihan adalah dengan melihat plot regresi. Plot regresi menunjukkan hubungan antara keluaran jaringan (*output*) dan target untuk data input berupa data input training. Gambar 5 di bawah menunjukkan plot regresi hasil pelatihan dan validasi JST-2 dimana nilai koefisien korelasi pelatihan dan validasi masing-masing mencapai 0,99. Hal ini menunjukkan hubungan yang baik antara nilai target dan keluaran jaringan hasil pelatihan.



Gambar 5. Plot regresi training dan validasi JST-2

C. Pengujian Jaringan Syaraf Tiruan

Pengujian JST dengan data input baru yang berasal dari hasil uji EDX, dan pengukuran massa jenis bata ringan menghasilkan nilai keluaran (prediksi) seperti yang ditunjukkan pada Tabel 7. di bawah.

Berdasarkan plot MSE training dan validasi JST yang ditunjukkan pada Gambar 3, tampak bahwa kurva validasi dan training hampir berimpit. Hal ini menunjukkan bahwa JST memiliki generalisasi yang cukup baik. Generalisasi ini berkaitan dengan kemampuan prediksi JST jika diberikan data input baru yang bukan merupakan bagian dari data *training*.

Tabel 7.

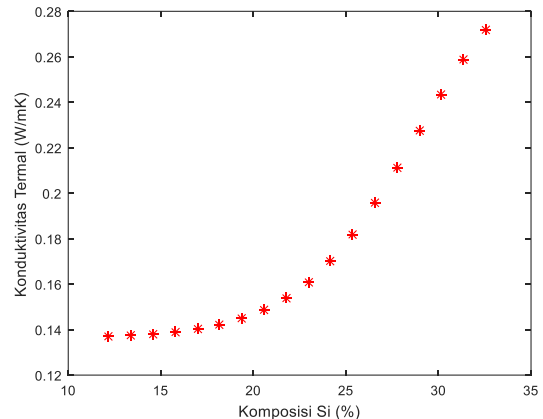
Perbandingan antara nilai prediksi JST dan nilai konduktivitas termal bata ringan sebenarnya

Sampel	Target	Prediksi
AAC-1	0,214	0,243
AAC-2	0,212	0,29
AAC-3	0,214	0,32
AAC-4	0,214	0,32

D. Pengaruh Variasi Silikon (Si), Kalsium Ca, Aluminium (Al), dan massa jenis terhadap konduktivitas termal bata ringan

Si, Ca, dan Al merupakan unsur-unsur utama berpengaruh terhadap pembentukan fasa dominan yang terdapat pada bata ringan yaitu kalsium silikat hidrat (C-S-H). Selain itu, massa jenis juga diketahui berpengaruh langsung terhadap konduktivitas termal bata ringan. Berdasarkan hal tersebut, perlu kiranya mengetahui pengaruh variasi komposisi Si, Ca, Al dan massa jenis terhadap konduktivitas bata ringan. Simulasi JST menggunakan JST-2 dilakukan dengan memvariasikan komposisi unsur-unsur tersebut dan melihat nilai konduktivitas termal yang dihasilkan.

- Pengaruh variasi Si terhadap konduktivitas termal bata ringan



Gambar 6. Hubungan antara konduktivitas termal dengan variasi komposisi Si

Gambar 6 di atas menunjukkan hubungan antara konduktivitas termal dengan variasi komposisi Si. Tampak bahwa semakin besar komposisi Si pada bata ringan, semakin besar pula konduktivitas termalnya. Hal ini berkaitan dengan kandungan kuarsa (*quartz* - SiO_2) pada bata ringan yang salah satu unsur penyusunnya adalah Si. Fasa matriks pada bata ringan didominasi oleh fasa kalsium silikat hidrat (C-S-H) khususnya tobermorite. Saat proses *autoclave* berlangsung kemungkinan besar terdapat SiO_2 yang tidak bereaksi sehingga menghasilkan residu kuarsa (SiO_2).

Tabel 8.

Konduktivitas termal mineral yang terdapat pada bata ringan [14]

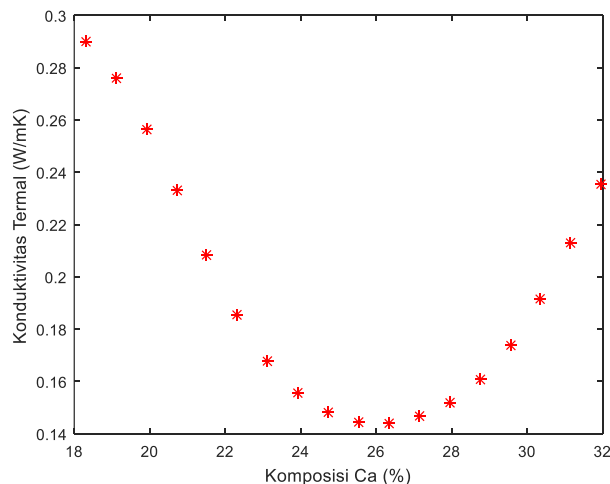
Mineral	Konduktivitas Termal (W/mK)
<i>Quartz</i> (kristal tunggal)	7,2 – 13,6
Tobermorite	0,18 – 0,2

Tabel 8. menunjukkan nilai konduktivitas termal kuarsa dan tobermorite. Tampak bahwa kuarsa memiliki konduktivitas termal yang bernilai 35 kali lebih tinggi dibandingkan konduktivitas termal bata ringan pada umumnya. Oleh karena itu, untuk menghasilkan bata ringan dengan nilai konduktivitas termal yang rendah, salah satu hal yang perlu diperhatikan adalah mengusahakan agar residu kuarsa yang terdapat pada fasa matriks bernilai serendah mungkin. Oleh karena itu, pada proses pencampuran bahan baku, perlu diperhatikan rasio komposisi semen dan pasir agar tersedia cukup mineral hasil reaksi hidrasi semen untuk bereaksi dengan silika. Hal lain yang dapat dilakukan untuk mengurangi residu kuarsa yang terdapat pada matriks bata ringan yaitu dengan menggunakan sumber silika yang lebih reaktif sehingga dapat lebih mudah bereaksi saat proses *autoclave* berlangsung.

Untuk mengetahui batasan maksimal kandungan Si dalam bata ringan, dilakukan perhitungan nilai V_f menggunakan Persamaan (3). V_f menyatakan fraksi volume udara pada bata ringan. Berdasarkan hasil simulasi ini, batasan kandungan Si dalam bata ringan adalah sebesar 26,57 %, dimana ada komposisi Si bernilai lebih dari 26,57%, V_f akan bernilai negatif.

- Pengaruh variasi Ca terhadap konduktivitas termal bata ringan

Pada Bata ringan, komposisi Ca berkaitan dengan kandungan CaO yang merupakan salah satu oksida penyusun mineral utama penyusun bata ringan yaitu kalsium silikat hidrat (C-S-H). Berdasarkan hasil simulasi variasi Ca yang ditunjukkan pada gambar 7 dan perhitungan nilai V_f menggunakan persamaan 3, diketahui bahwa batasan komposisi Ca dalam bata ringan adalah sebesar 22,32% hingga 30,35%. Di luar batasan ini, V_f bernilai negatif yang mana hal ini tidak diperbolehkan.



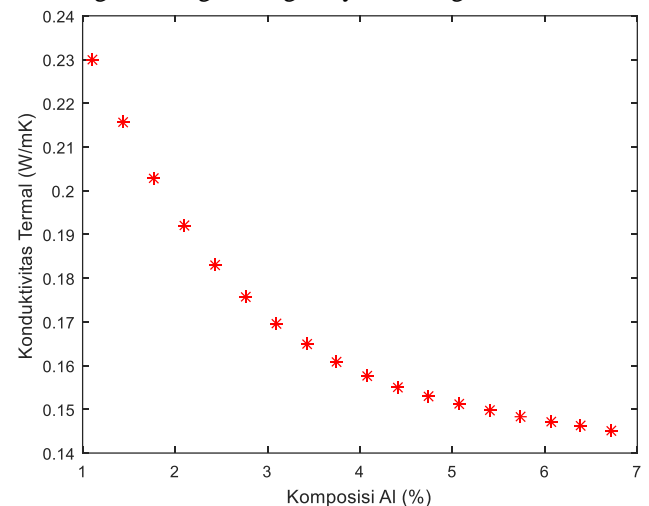
Gambar 7. Hubungan antara konduktivitas termal dengan variasi komposisi Ca

- Pengaruh variasi Al terhadap konduktivitas termal bata ringan

Berbeda halnya kontribusi silika yang menyebabkan peningkatan konduktivitas termal bata ringan, meningkatnya

Al akan menurunkan nilai konduktivitas termal konduktivitas termal bata ringan. Salah satu faktor yang mempengaruhi kandungan Al pada bata ringan adalah penggunaan serbuk aluminium sebagai bahan *pore foaming agent* untuk menghasilkan pori. Semakin banyak *pore foaming agent* yang ditambahkan, maka semakin banyak pori yang dihasilkan sehingga massa jenis bata ringan pun berkurang. Pengurangan massa jenis inilah yang berdampak langsung terhadap penurunan konduktivitas termal yang terjadi. Hasil ini didukung oleh penelitian yang dilakukan oleh [15] yang menunjukkan bahwa konduktivitas termal berkurang seiring dengan penambahan dosis serbuk aluminium saat proses pencampuran bahan baku berlangsung.

Hasil simulasi dengan variasi komposisi Al seperti yang ditunjukkan pada Gambar 8 juga menunjukkan hasil yang sama dimana terjadi penurunan nilai konduktivitas termal bata ringan seiring meningkatnya kandungan Al.

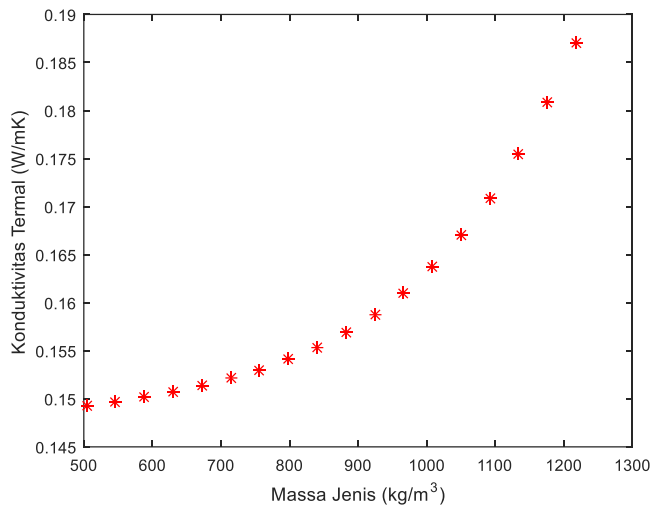


Gambar 8. Hubungan antara konduktivitas termal dengan variasi komposisi Al

Sementara itu, berdasarkan perhitungan nilai V_f menggunakan persamaan (3) diketahui bahwa kandungan minimum Al yang terdapat pada bata ringan adalah sebesar 2,10%. Di bawah nilai ini, V_f akan bernilai negatif yang mana hal ini tidak diperbolehkan.

- Pengaruh massa jenis terhadap konduktivitas termal

Massa jenis memiliki pengaruh secara langsung terhadap nilai konduktivitas termal bata ringan. Bata ringan dengan massa jenis yang lebih kecil umumnya memiliki porositas yang lebih besar. Porositas bata ringan secara efektif berpengaruh terhadap konduktivitas termalnya karena udara memiliki nilai konduktivitas termal yang lebih kecil dibanding mineral-mineral yang terdapat pada fasa matriks bata ringan seperti kuarsa (*quartz*), tobermorite, dan C-S-H. Salah satu cara untuk mendapatkan bata ringan dengan massa jenis yang lebih rendah yaitu dengan menambahkan dosis *pore foaming agent* saat pada tahap awal pembuatan bata ringan.



Gambar 9. Hubungan antara konduktivitas termal dengan variasi massa jenis bata ringan

IV. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian Tugas Akhir ini, dapat ditarik tiga kesimpulan yaitu

- Berdasarkan pelatihan dan evaluasi yang telah dilakukan terhadap 10 model JST dengan variasi hidden node, diketahui bahwa JST dengan 3 *hidden node* memiliki performance yang paling baik dengan karakteristik sebagai berikut: a) MSE rata-rata validasi untuk 3 kali pelatihan sebesar 0,003269, b) JST-2 memiliki MSE validasi yang bernilai paling kecil diantara ketiga JST dengan 3 hidden node lainnya yaitu sebesar 0.002252.
- Pengujian JST yang dilakukan untuk memprediksi konduktivitas termal empat sampel bata ringan memberikan hasil: Konduktivitas termal AAC-1 sebesar 0,243 W/mK, Konduktivitas termal AAC-2 sebesar 0,29 W/mK, Konduktivitas termal AAC-3 sebesar 0,32 W/mK, Konduktivitas termal AAC-4 sebesar 0,32 W/mK
- Simulasi JST bata ringan menunjukkan bahwa kandungan Si yang diperbolehkan maksimal sebesar 26,57%, kandungan Ca berada pada rentang 20,32% – 30,35%, dan kandungan minimal aluminium pada bata ringan sebesar 2,10%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Struharova, "Measuring the Thermo-technical Parameters of Autoclaved Aerated Concrete," *Applied Mechanics and Materials*, vol. 824, pp. 100-107, 2016.
- [2] N. Narayanan and K. Ramamurthy, "Structure and properties of aerated concrete: a review," *Cement & Concrete Composites*, vol. 22, pp. 321-329, 2000.
- [3] K. Wakili, E. Hugi, L. Karvonen, P. Schnewlin and F. Winnefeld, "Thermal behaviour of autoclaved aerated concrete exposed to fire," *Cement & Concrete Composites*, vol. 62, no. 52-58, 2015.
- [4] J. Siang, Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya menggunakan Matlab Edisi 2, Yogyakarta: Andi Yogyakarta, 2009.
- [5] L. Bal and F. Bodin, "Artificial neural network for predicting drying shrinkage of concrete," *Construction and Building Materials*, vol. 38, pp. 248-254, 2013.
- [6] J. Lee, J. Lee and C. B. S. , "Effective Prediction of Thermal Conductivity of Concrete Using Neural Network Method," *International Journal of Concrete Structures and Materials*, vol. 6, no. 3, pp. 177-186, 2012.
- [7] R. Singh, R. Bhoopal and S. Kumar, "Prediction of effective thermal conductivity of moist porous materials using artificial neural network approach," *Building and Environment*, vol. 46, pp. 2063-2068, 2011.
- [8] M. Baspinar, I. Demir, E. Kahraman and G. G., "Utilization Potential of Fly Ash together with Silica Fume in Autoclaved Aerated Concrete Production," *KSCE Journal of Civil Engineering*, vol. 18, no. 1, pp. 47-52, 2014.
- [9] H. Kuramaa, I. Topcub and C. Karakurt, "Properties of the autoclaved aerated concrete produced from Coal Bottom Ash," *Journal of materials processing technology*, vol. 209, pp. 767-773, 2009.
- [10] K. Kunchariyakun, S. Asavapisit and K. Sombatsompop, "Properties of autoclaved aerated concrete incorporating rice husk ash as partial replacement for fine aggregate," *Cement & Concrete Composites*, vol. 55, pp. 11-16, 2015.
- [11] D. L. Bergman, A. S. Lavine, F. P. Incropera and D. P. Dewitt, "Appendix A: Thermophysical Properties of Matter," in *Fundamental of Heat and Mass Transfer*, John Wiley & Sons, Inc, 2011, p. 995.
- [12] B. Straube and H. Walther, "AAC with Low Thermal Conductivity," *Xella Technologie*, Kloster Lehnin.
- [13] M. Grutzeck, "Cellular Concrete," in *Cellular Ceramics: Structure, Manufacturing, Properties, and Application*, Weinheim, Wiley, 2005, pp. 193-221.
- [14] B. Straube and H. Walther, "AAC with Low Thermal Conductivity," *Xella Technologie*, Kloster Lehnin.
- [15] R. Yang, J. Zhu, Z. Wu, Z. Wu, M. Li and C. Peng, "Thermal Insulation and Strength of Autoclaved Light Concrete," *Journal of Wuhan University of Technology-Mater. Sci. Ed.*, vol. 26, no. 1, pp. 132-136, 2011.